

各現場における統計モデルの構成要素の融通により 社会システムのモデリングを促進するグループウェアの 構築可能性に関する研究

渡辺 理[†] 宇山政志[†] 松本安英[†] 織田 充[†] 神田 陽治[‡]

[†]富士通研究所 [‡]富士通

〒674-8555 明石市大久保町西脇 64 〒211-8588 川崎市中原区上小田中 4-1-1

あらまし Web ログや機械ログなど様々な社会システムのデータを取得しやすくなっており、データから価値を引き出すには良いモデルが必要だが作成に経験と勘を要する。そこで、複数の現場モデルの構成要素を融通しあうグループウェアを着想し、動作原理の試行実験を行った。統計手法と実験概要、基盤構成、応用可能性を述べる。キーワード グループウェア、統計、社会システム、モデリング、コラボレーション、サービスサイエンス

Groupware of Social System Modeling by Element-Sharing of each Fields' Statistical Model

Satoru Watanabe, Masashi Uyama, Yasuhie Matsumoto, Makoto Oda, Youji Kohda

FUJITSU LABORATORIES LTD. 64, Nisiwaki, Ohkuho-cho, Akashi 674-8555, Japan

1. はじめに

近年、ITの普及やセンサー技術の進展により、(1)各種ECサイトやSNS等のネットワークサービスのアクセス履歴、(2)業務機械の利用により発生する運用履歴、さらには、(3)RFIDを利用した実空間における購買履歴や、(4)標本の抽出に Web やメールを利用することで実行しやすくなったアンケート調査の集計結果など、人間行動の集積によって生成する社会システムの特徴を裏づける様々なデータを取得しやすくなっている。これらデータを利用した業務活動や購買行動の可視化技術が盛んに研究されているが、膨大なデータを単に可視化するだけでは人間行動の特性を抽出して価値を引き出すことは難しく、データから本質的な情報を得るためにはモデルが重要な役割を果たす[5,26]。モデルが特定されると、分析、予測、予兆発見、検定、制御など、さまざまな形式の推論を演繹の枠組みで論じることができるようになるからである。すなわち、複雑な現象を解く鍵は、個々の現場のデータに対し、如何に良いモデルを求めるかにある。

このようなモデルは、意味的な特徴を示す変数で構成し、定量的な適合度と意味的な整合性を同時に吟味することで作成できる。しかし、これには経験と勘が必要であり、初心者は容易に作れない¹。

そこで、この問題を解決するために、筆者は、複数の現場のモデルの構成要素を融通しあうグループウェアを構想した。そして、時間性イベントへの依存性の

強い複数のデータに対する質的変数のヒューリスティックな適用過程において、各モデルで作成される有望な変数を融通する試行実験を行った。少数標本の実験ではあるが、実験結果は、変数の融通によって、個々のモデルを別々に作成する場合に比べ、平均23%の効率化が達成されることを示した。本報告では、試行実験に採用した統計手法、試行実験の概要、構想する基盤のしくみ、及び、応用可能性について述べる。

2. 時間性変数を用いた回帰分析

2.1 選択理由

幾多の統計手法の中から、我々は、変数を融通する今回の試行実験に使用する統計モデルとして、時間的な特性を表す質的変数（以降、時間性変数と呼ぶ）で構成する回帰分析²を選んだ。

回帰分析は、多変量解析手法の中で尤も頻繁に使われており、計量経済学において売上や来客数等の変動メカニズムの解明や将来予測に効果をもたらしている。

また、時間性変数で構成するモデルに限定したのは、将来のある時点の予測値を容易に算出でき、モデルを利活用しやすいということ（例：2004年のデータからモデルを作り、2005年の変動を予測する）と、時間的なイベント（例：GWは来客数が伸びる。五十日は渋滞が発生しやすい。歳末はシステムの利用が多い）は汎用性が高く、異なる現場モデルの間で変数を融通しやすいと考えられることによる。

¹ 統計数理研究所の椿教授は、統計モデル作成の困難さを端的に示すために「統計モデルはアートである」という表現を用いている[27,講演時]

² この分析法を日種分析、ないし、時間種分析、と呼ぶ[14,33]

2. 2 回帰分析のモデル

回帰分析では、変動を説明したい変数 (Y) を目的変数ないし被説明変数と呼び、回帰方程式と呼ばれる線形方程式の左辺に置く。また、Yの説明に使う変数群(X)を独立変数ないし説明変数と呼び、方程式の右辺に置く。説明変数にかかる係数ベクトル(パラメータ)を β とし、説明できない変動を残差 ε とする。そして、一般的には、残差が最小になるように最適な β の値を推定する。推定パラメータの計算式を図2.2に示す。個々の推定パラメータは、フィッシャー情報行列に基づいたt検定を行うことで、有意性を判定できる。有意性は良いモデルの判断基準の一つだが、変数の組み合わせによって出現値が変わるため、性質の類似した変数の組み合わせを避けるように留意する必要がある。

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

Y : 目的変数. サイズは $T \times 1$ のベクトル³
 X : 説明変数. サイズは $T \times K$ の行列
 β : パラメータ. サイズは $K \times 1$ のベクトル
 ε : 誤差. サイズは $T \times 1$

図2.1 回帰方程式

$$\hat{\beta} = [X'X]^{-1} X'Y$$

図2.2 パラメータの推定値を求める式

2. 3 時間性変数

質的変数とは、量的変数と異なり不連続な値をとる変数のことであり、名義尺度(例: 男女)や順序尺度(例: 好き, ふつう, 嫌い)で構成される。時間性変数は、時間的な特性に基づいた質的変数であり、例えば日を1単位とする時間性変数の場合、表2.1のようになる。この表の行方向には1月7日から15日まで9日間の値が掲載されている。各々の変数は、「日曜日」「五十日(ごとう日)」「祝日」「お盆」などの名称を持ち、対象期間のうち該当する日に1を、そうでない日に0を持つ⁴。また、曜日は周期性があるが、祝日は不規則(非周期的)である⁵。

分析が進むと、より複雑な時間性変数が作成されてモデルに選択される。それらは、例えば「8月の中旬」「秋の月末」等である。このような複合的な変数が適切に採用されると細かい変動をよく説明できるように

³ 時間空間的に広がりのあるパネルデータを扱う場合には、目的変数の次元が拡大する。

⁴ 質的変数の量的な表現として、該当日は1、それ以外は0の値で表す(ダミー変数)。但し、単調なダミー変数ばかりでXを構成すると逆行列が計算不能になりパラメータ推定が困難になる場合があるので、変数の組み合わせには注意を要する。

⁵ キャンペーン(例: 入学セール, お歳暮セール, 季節と関係のない特別セール)のように、時間特性以外に売り手の努力の寄与も大きいと思える特徴を変数に託すこともある。その場合、狭義の時間性変数と区別して扱う。

なる⁶。また、分析者の経験や外部情報を使って事象を解釈し、例えば、「秋の第2週末」を「〇〇神社の大祭」という地域性を持つ変数に変更する場合もある⁷。

表2.1 日特性変数の例(期間: 2007/01/07~15)

	日曜日	月曜日	火曜日	週末	五十日	祝日	1月
1月7日	1	0	0	1	0	0	1
1月8日	0	1	0	0	0	0	1
1月9日	0	0	1	0	0	0	1
1月10日	0	0	0	0	1	0	1
1月11日	0	0	0	0	0	0	1
1月12日	0	0	0	0	0	0	1
1月13日	0	0	0	1	0	0	1
1月14日	1	0	0	1	0	0	1
1月15日	0	1	0	0	1	0	1
...

ところで、時間の単位は日でなくてもかまわない。日単位の特徴の把握が困難な場合でも、データを週単位にまとめることで時間的な性質を把握できることがある[31]⁸。表2.2は、週単位の変数の例である。「ついたちを含む週」「第一月曜日を含む週」「ゴールデンウィークを含む週」などがある。それぞれの週に含まれる日の特性は年によって少しずつ異なる。

表2.2 週特性変数の例(期間: 2007/01/07~3/17)

週番号	年	開始月	開始日	終了月	終了日	1日を含む週	20日を含む週	25から月末を含む週	第一月曜日を含む週	第営業日	お盆を含む週	1月を含む週
1	2007	1	7	1	13	0	0	0	0	0	0	1
2	2007	1	14	1	20	0	1	0	0	0	0	1
3	2007	1	21	1	27	0	0	1	0	0	0	1
4	2007	1	28	2	3	1	0	1	0	1	0	1
5	2007	2	4	2	10	0	0	0	1	0	0	0
6	2007	2	11	2	17	0	0	0	0	0	0	0
7	2007	2	18	2	24	0	1	0	0	0	0	1
8	2007	2	25	3	3	1	0	1	0	1	0	0
9	2007	3	4	3	10	0	0	0	1	0	0	0
10	2007	3	11	3	17	0	0	0	0	0	0	0

時間特性変数によって期待できる効果をまとめる。

- (1) 対象とする変動が時間的な特徴を伴っている場合、時間性変数が変動をよく説明できる可能性が高い。
- (2) 将来の日や週を指定するだけで、将来の予測値を確定することができる⁹。
- (3) 異なる現場の対象現象の時間特性が似ていると想定される場合、ある現場モデルで採用した変数を、他の現場モデルに流用できる可能性が高い。

⁶ 以降、オーダーメイド変数と呼ぶ。尚、モデルの目的が将来予測に重きを置く場合は、簡単なモデルのほうが良い結果を得られることが多く、変数構成のさじ加減は変わってくる。

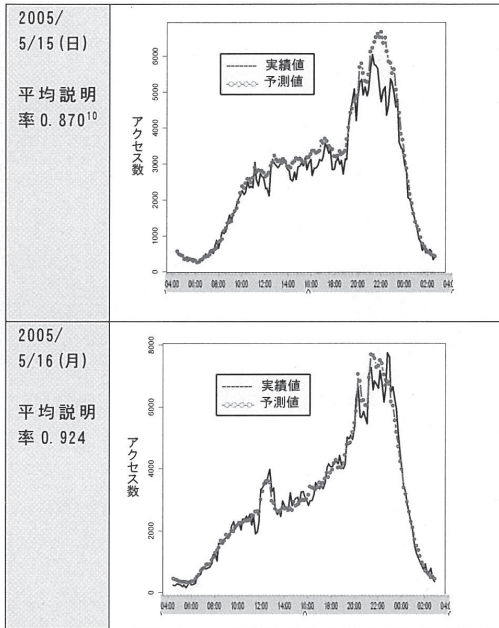
⁷ 地域性のある時間性変数。"GW", "盆暮", "祝日", "大安"等も、日本国という広い意味での地域性を有しているといえる。

⁸ 筆者の経験では、(1)学生の携帯電話の情報発信量、(2)業務システムの故障発生頻度、において、データを週単位にまとめることで、前者は"教育実習"や"夏休み"の影響、後者は、"GW"や"月末"の影響、等の特徴が抽出された。また、商品在庫の適正化やサービス要員配備など、週単位の傾向がわかるだけでもメリットがある場合があると考えられる。

⁹ 予測が実績と高い一致度を示すことは稀だが、大規模なWebシステムやITシステムの予測に規模の経済効果が働くことは重要である。例えば、モデルの改良によって予測値が1%しか改善されない場合でも、母数(規模)が100億円ならば、改善効果は1億円と計算される。

2. 4 適用例

表 2. 4. 1 : ECサイトアクセス数の日種予測例



上記に示すグラフ(表 2.4.1)は、筆者らがかつて試した、ある商用サイトへの来訪者数の変動に対する日種因子分析¹¹⁾の例である[33]。グラフの横軸は午前4時から翌日の4時までの時間間隔を示し、縦軸は、10分間隔でのアクセス数の推移を示している。また、実線が実際の変動を、点線が予測変動を示す。2つのグラフはどちらも、午前4時頃をアクセス数の最低点とし、そこから日中を経て深夜0時のピークに向かって増えていく。我々は、2004年一年間のデータを使ってモデルを作成し、「週末」「祝日」「五十日」「盆暮れ」「4月」等の十数種類の変数(日種因子)を採用した。次に、このモデルに2005年の各日の特徴を当てはめて2005年の予測値を計算した。下記のグラフは(分析ではなく)予測の結果を示している¹²⁾。5月15日は休日であり、日中の変動は平らで18時以降に急に増加するが、翌5月16日は平日であり、昼時(12時頃)に小さ

¹⁰⁾ 平均説明率は、予測と実績値の一致度を表す尺度である。実績値に対する予測誤差の絶対値的な割合を示す平均絶対誤差率という測度があり、平均説明率は

(1-平均絶対誤差率)、で表される。

¹¹⁾ この研究で試した方法は、単なる回帰分析ではなく、1年×24時間のパネルデータに主成分分析(直交分解)をかけて主成分毎に別々に回帰分析を行い、その後、それぞれのモデルを再合成して統合モデルを作るといものである。方法論の詳細は[14,33,34]を参照のこと。

¹²⁾ データを用いる目的は、分析、予測、決定、に大別される[23]。分析はデータの背後の構造を理解することであり、予測は過去のデータから将来事象を「当てる」ことである。決定は何らかの意思決定を行うことをさす。

なピークがあり¹³⁾、その後、夕方から夜にかけて漸増していく。それぞれのグラフの形状は、平日と休日の特性をよく表している。

尚、本分析においては、単なるベクトルの回帰分析ではなく、パネルデータを主成分分析にて主要成分に分けて個別に変数を割り当て、個々のモデルを合成して予測値を算出した。この手順を図 2.4.1 に示す。

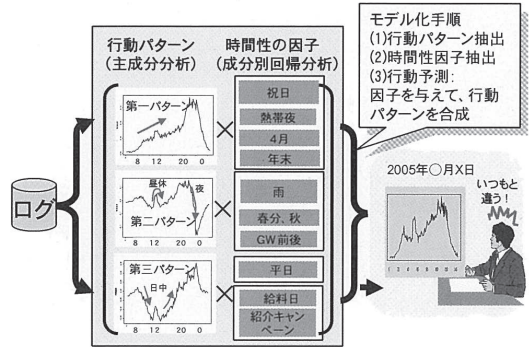
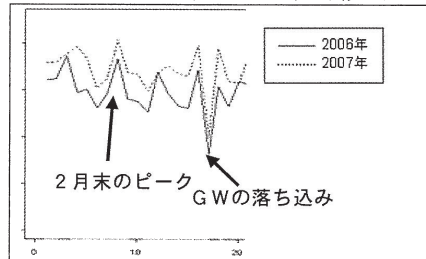


図 2. 4. 1 日種因子分析の手順

また、次に示すグラフ(表 2.4.2)は、筆者が関わったITシステム利用トラヒックの週単位での変動(1月～5月)の特徴を模倣的に再現したものである。週単位にすることで山と谷の一致性が見られた。2006年と2007年を比較すると、月末やGWなどの傾向は一致している。2007年の実績値は全般的に2006年よりも増加して上方にずれているが、2006年のデータを使ってモデルを作成した後に、2007年の実データを使って予測値に規模補正をかけることにより、予測の一致率を高めていくことができる¹⁴⁾。

表 2. 4. 2 : トラヒックの週単位変動のイメージ



3. 変数を融通する試行実験

本章では、着想の基本原則である、個々のモデルの変数を融通する実験について述べる。実験目的は、各現場データへの時間性変数の適用過程において、他の現場のモデルが採用した変数を利用する場合としない場合とで、モデル作成の容易さを比較することにある。

¹³⁾ 会社や学校の昼休みにECサイトへのアクセスが集中していると考えられる。

¹⁴⁾ この一致傾向は全体を集約したデータにおいて尤も顕著だが、部分単位(各現場)毎にまとめたデータ同士の特徴を比較した場合にも、類似性が見られた。

3. 1 データ

現場の実データは簡単に公開利用できないため、(1)総務省統計局が公開している農作物生産データ、同じく(2)小売業の売上データ、及び、(3)あるシステムの利用変動データ、のそれぞれの2007年度(51週)の週単位のピーク特性を合成して半人工的なデータを作成した。個々のデータのピークの大きさを4段階に相対化し、ソース毎に4単位ずつ(各生産物、各業種、各コンピュータ)のピーク変動の加重平均値を算出し、適当な重みを与えてブレンドした。作られたデータの一例を図3.1に示す。横軸は2007年の51週を示す。

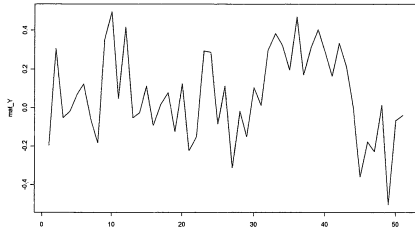


図3.1.1 合成データ例

3. 2 実験計画

実験は簡便のために、将来予測ではなく現状のデータ分析(=最良なモデルの当てはめ)として行う。

まず、筆者が適用経験により蓄積した32種類の基本的な週特性変数を用意した(表2.2参照)。そして、12対の合成データのペアを用意した¹⁵。まず、ペアの片方(前者)のデータについて下記の手順を行う。

- 1.1 基本変数(32個)を当てはめて有意なものを残す。
 - 1.2 説明しきれない変動について、個々のピークの特徴から、オーダーメイドの週特性変数を作成して適用し、有意性を判定する。(例:2月後半の第3週と第4週,8月下旬,第50週,等)
- これを、決定係数が0.8を超え、9割以上の変数が有意になるまで続け、変更回数を記録する。

次に、ペアの后者について、下記の手順を行う。

- 2.1 基本変数(32個)を試すと共に、前者のデータで作成され採用されたオーダーメイドの週特性変数も(融通して)試す。その中で、有意な変数を残す
 - 2.2 説明しきれない変動について、個々のピークの特徴から、オーダーメイドの週特性変数を作成・適用。
- これを、前者のデータと同じように、決定係数が0.8を超え、9割以上の変数が有意になるまで続け、変更回数を記録する。

図3.3.2は、この実験におけるモデル構築例である。点線は当てはめたモデルの推定値を示す。この例では、合計15個の時間性変数が使われており、当てはまりの度合いを示す決定係数は0.91であった。

¹⁵ 合成データはブレンドの方法によって3種類に分けられ、そのうちの2つをペアとした。組み合わせのパターンが均等化し、順序効果が相殺されるように実験を設定した。

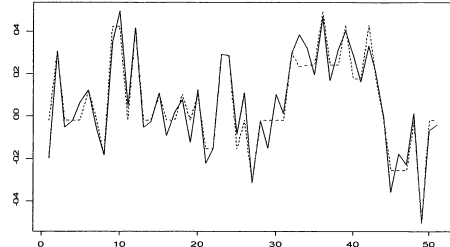


図3.3.2 モデルの当てはめ例

3. 3 試行実験の結果

表3.3.1に、全12対の実験におけるモデルの変更回数等を示す。実験12を例外として、いずれの場合も、后者のデータのほうが、変更回数が少ない。総計すると、60回に対して46回(23%減)となっている。また各モデルに最終的に採用された変数の数は、10個から25個までばらついているが、前者と后者のそれぞれにおける差異は、平均と偏差で表すと(μ, sd)=(16.8, 4.5)と(16.8, 4.7)であり、大きくは変わらないといえる。

表3.3.1 試行実験の結果

	モデル作成における変数の変更回数		モデルが採用した変数の総数(括弧内はオーダーメイド変数の総数)		前者から后者に融通されて採用されたオーダーメイド変数の数
	前者	后者	前者	后者	
実験1	4	3	22 (6)	15 (10)	7
実験2	5	4	10 (9)	28 (9)	3
実験3	6	4	18 (12)	16 (7)	3.5
実験4	4	3	11 (10)	17 (14)	0
実験5	5	4	12 (9)	12 (7)	7
実験6	5	5	18 (10)	11 (8)	0
実験7	6	4	15 (14)	14 (7)	3.5
実験8	6	3	19 (16)	22 (4)	2
実験9	5	5	25 (7)	14 (7)	7
実験10	4	3	18 (11)	16 (13)	2
実験11	6	3	14 (11)	16 (11)	7
実験12	4	5	18 (13)	21 (20)	4
平均	5.00	3.83	16.7(10.7)	16.8(9.8)	1.8
総計	60	46	200(128)	202(117)	22

次に、モデルが採用した変数の数を比較する。表の斜字体の数字は、オーダーメイド変数を示す。ほとんどの実験において、前者で作られたオーダーメイド変数のうち数個が后者でも採用されている。后者のモデルの精密化の段階で、部分変更されたり合成された変数もあったが、総計では202個のうち22個、(全体の11%,オーダーメイド変数だけで数えると22/117=19%)が前者から融通されたものであった。

いずれも表層的な数字の比較ではあるが、試行実験は、変数の融通がモデル作成の効率化に貢献していることを示唆しているとみなすことができる。

4. モデル要素融通グループウェア基盤の概要

本章では、筆者が着想した、モデルを融通し合うグループウェア基盤の基本構成を図4.1に沿って述べる。

まず、各現場は、①情報処理装置を使って、個別のデータからモデルを作成する。作られたモデルは現場のデータの分析や予測に使われ、性能の評価結果に応じて更新されていく。

②グループウェア基盤は、各現場のモデルの作成・更新過程を支援する基盤であり、③モデル管理機能と、④代替要素提案機能を有する。③モデル管理機能は、各現場のモデルの構成要素や価値（適合度やt検定値等）を（各現場との契約に基づいて）管理する。ある現場のモデルが適用されるデータは刻々に変化していくので、それに応じて現場モデルの価値も変わっていく。

また、④代替要素提案機能は、各現場モデルの類似性を計算し、ある現場のモデルと構成要素の組み合わせが類似している別の現場モデルを探し出し、そのモデルの中の優れた構成要素（例：変数）を抽出する機能である。その際、様々な距離尺度を使って類似性を計算し、得られた要素を、代替候補として提案する。

以上により、ある現場モデルの作成を、他の現場モデルの要素の融通で支援することが可能になる。

個々の現場モデルは生のものであり、ある時点で優れていたモデルの価値は状況によって変わっていく。また、価値の変化に応じて、個々の現場モデルは作り直されていく。これらにより、基盤によって融通される（代替提案される）内容も変わっていく。

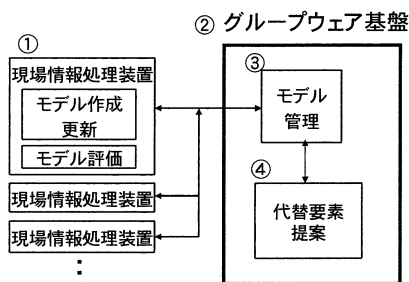


図4.1 モデル融通グループウェア基盤

5. 考察及び展望

今回の着想の源は、筆者らの実データ分析の経験において、似たような現場のデータの時間傾向に類似性が見られたことによる。それに加えて、経験者から「GW明けはトラヒックが多い」「週明けはシステム利用が多い」「夏の沿岸部や秋の内陸部はシステムの不具合が起き易い」などの話を聞くことがあり、これらが事実であれば、多くの現場データに対して時間性・季節性・場所性に基づく変数を融通しあうことで、モデルの作成効率（及びモデルの質）を高めていくことが可能であると思われた。

試行実験は人工データに対する機械的なモデル化の作業にせざるを得ず、現状、上記のレベルの実現可能性を十全に裏付けるものにはなっていない。しかし、

基本変数だけからはじめるモデル作成よりも、個別に作った変数を融通することが何らかの効率化をもたらしているらしいことは示唆された。回帰モデルはフレームワークがシンプルなので、変数の選択可能性が増えることによるメリットが、余計な計算や確認手順を増やすデメリットの可能性を上回ったと考えられる。

今後は、公開データから上記の気づきに類する傾向を丁寧に拾う作業(の工夫)が必要であると考えている。

一方、本着想の具体化にあたっては、各現場のモデル要素を融通しあうことが、それぞれの現場にもたらずメリット/デメリットについて、社会科学的な単純から検討していくことも必要であろう¹⁶。

また、モデル融通時の漏洩リスクの低減策として、図2.4.1に示した主成分分析(直交分解)を活用することも考えられる。すなわち、各現場は、目的変数Yに対するモデルではなく、Yを直交分解した各成分毎にモデルを構築し、そのモデルの知恵を融通しあうのである。これだと、変動値が相対化されるので、データの規模（例：実際の売上高や顧客数）を基盤や他者に知られる可能性は低くなり、変動傾向の知恵だけを融通していくことができる。

この考え方を拡張し、各現場のモデル作成を、主成分分解して、成分別に専門業者に委託するということも考えられる。細かい変動のモデル作成が得意な業者、長周期のモデル作成が得意な業者などが存在して、得意分野で集中的にモデルを作成するという着想である。

ところで、今回は時間性変数による回帰分析に限定したが、筆者は新しい応用可能性として、共分散構造分析[2,24]や空間的自己相関分析[20,31,32]などの柔軟性の高い空間統計手法におけるモデル融通についても可能性を着想している。前者はアンケート調査や心理検査、試験問題等に幅広く使われており、後者も不動産価格分析等に使われている。これらの技法は、回帰分析よりも、モデルの構成作成や解釈がモデルの成否に占める比重が高く、実践経験がより重要になるので、各現場の間でモデルの構成要素を融通しあうことに潜在的なニーズがあり、効果は高いと考えている¹⁷。

図5.1.1は文献[24]に掲載されていた教育効果分析のモデル例(抜粋)である。この調査では、学生4506人に学力のアンケート調査を行い、専攻毎にどのような教育効果が現れているのかを共分散構造分析（構造方程式モデル）で推定している。四角で表される要素が実際の調査項目であり、楕円で現される要素は潜在変数と呼ばれ、分析者が任意に作成して線（パス）で結んだものである。専攻毎に作成されたモデルは少しずつ異なる。経済学専攻のモデルは数学・物理専攻のモデルに独自構造が加わった形式に見える。

潜在変数を作成して配置し、パスを引く作業は自由

¹⁶ 例えば、各現場が競合関係にあって、ある現場のモデルがその現場の秘伝の価値とされるような場合には、価値の逸失を補償しないとモデルの構成要素が融通される可能性は高まらないであろう。一方、小回りの聞く中小企業のほうが局所の全体を見通せるので現場モデルを作成しやすく、それを大企業に売るということが起こりうるかもしれない。

¹⁷ これらの場合、融通する構成要素は、変数の他に、パスの位置や方向、潜在変数の場所や名前、構造の作成パターン、などが考えられる。

度が高く、統計的な適合性に加え、分析者の経験と勘（仮説推論[8,9]）が重要になる。従って、構造方程式における構成要素を融通しあう意義は大きい。

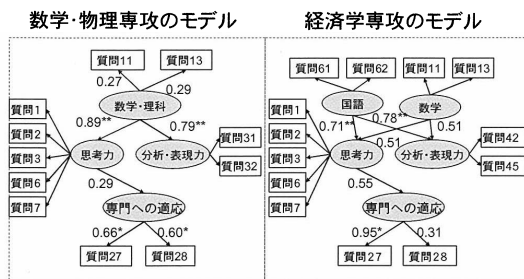


図 5.1 教育効果調査における構造方程式モデル例

今後は、まず、これら多変量解析手法も含め、モデル間の距離計算による実践的な類似モデルの探索と性能の良い構成要素の抽出(融通)可能性に対し、まとまった規模での調査・シミュレーションを行う。これにある程度メドがつけば、その後、複数の被験者による協調作業実験を行い、本着想の具体化を進めていく。

謝意

日頃より有益な研究の機会を頂く富士通研究所の皆様、及び、私を支えてくれる研究者・同時代人の皆様へ感謝します。

参考文献

- [1] 浅海智晴.2008.『上流工程 UML モデリング』,日経 BP 社.
- [2] 朝野 熙彦, 小島 隆矢, 鈴木 督久. 2005.『入門共分散構造分析の実際』,講談社.
- [3] 朝野 熙彦.2000.『入門多変量解析の実際』,講談社.
- [4] 福田収一.2005.『価値創造学』,丸善
- [5] 小西貞則,北川源四郎.2004.『情報量規準』,朝倉書店.
- [6] 池田清彦, 上田修司, 京極真, 西条剛央, 2007.21 世紀の思想のあり方, 現代のエスプリ(2007. 2): 構造構成主義の展開,7-32
- [7] 今村仁司.2000.『交易する人間』,講談社
- [8] 石田正人. 2006.パースとヘーゲル, 大航海:特集パース, No.60,39-47
- [9] 金光淳.2003.『社会ネットワーク分析の基礎』,勁草書房
- [10] 刈屋武昭.1985.『計量経済学の基礎と応用』,東洋経済新報社
- [11] 櫻村愛子.2007.『ネオリベラリズムの精神分析:なぜ伝統や文化が求められるのか』,光文社
- [12] 加藤秀俊.1972.『情報行動』,中央公論
- [13] 児玉公信.2008.『UML モデリング入門』,日経 BP
- [14] 熊谷正俊, 伏木匠, 横田孝義, 佐野豊, 鈴木研二.2004.全国規模の交通情報サービスを目的とする所要時間長期予測技術の開発,情報処理学会論文誌,第 45 巻,第 12 号, 2696-2705.
- [15] 桑子敏雄.2001.『感性の哲学』,NHK 出版
- [16] 松本安英, 宇山政志, 矢崎昌朋, 神田陽治.2006. Web サーバへの想定外需要検出方式の実装と評価,情報処理学会,第 16 回システム評価研究会研究報告,1-6.
- [17] 中倉智徳.2007.発明の力能:ポストフォーディズムにおけるタルド, 現代思想, Vol135-8, 125-137
- [18] 中野昌宏.2006.すべてのものがカナで買えるわけではない, 大航海:特集ラカン, No.59,134-141
- [19] Rullani, Enzo., Corsani, Antonella., 知識の生産とポストフォーディズムにおける価値,現代思想. Vol.29-1,148-158
- [20] 杉浦芳夫.1989.『立地と空間行動』, 古今書院.
- [21] 棚橋弘季.2008.『ペルソナ作ってそれからどうするの』, ソフトバンククリエイティブ
- [22] 田中洋,清水聡.2006.『消費者・コミュニケーション戦略』,有斐閣
- [23] 竹内啓, 広津千尋, 公文雅之, 甘利俊一.2003.『統計学の基礎 II』,岩波書店
- [24] 豊田秀樹.1998.『共分散構造分析入門編』,朝倉書店
- [25] 豊田秀樹.1998.『共分散構造分析事例編』,朝倉書店
- [26] 椿広計.2003.『ビジネスへの統計モデルアプローチ』,朝倉書店
- [27] 椿広計.2007.『共分散構造分析:回帰分析から因果分析へ』,統計数理研究所(公開講座テキスト)
- [28] Turkington, D.A., 2002. 『Matrix Calculus & Zero-One Matrices』, Cambridge University Press.
- [29] 宇山政志, 松本安英, 矢崎昌朋, 神田陽治, 勝山恒男.2006.利用者行動モデルに基づくイベント性需要変動予測,電子情報通信学会,第5回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会論文集,77-82.
- [30] 割田 博, 吉田 寛.2002.首都高速道路における所要時間変動特性の分析,第 22 回交通工学研究発表会論文報告集, 61-64.
- [31] 渡辺 理, 樋口洋一郎.2005a.ネットワーク自己相関分析:モバイルITシステム利用行動における連携利用パターン把握と活用に関する考察, 情報処理学会論文誌 ,第 46 巻 5 号, 1222-1232.
- [32] 渡辺 理, 樋口洋一郎.2005b.属性情報から関係情報を導出する II : ネットワーク自己相関分析直接推定法の詳細と I T システムへの適用検討, 第 39 回数理社会学会研究報告要旨集,82-85.
- [33] 渡辺 理, 神田陽治, 矢崎昌朋, 宇山政志, 織田充, 松本安英.2006. E コマースサイトの利用者行動の解明:日種因子による主成分回帰分析, 情報処理学会 DICOMO2006 研究報告要旨集,3C5.
- [34] 柳井晴夫, 高木廣文. 1986. 『多変量解析ハンドブック』,現代数学社.
- [35] 養老孟司.2000.『一番大事なこと』,集英社